

УДК 681.3;004.93

А. А. Яровий, к. т. н., доц.; Р. С. Власюк

## ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ БАГАТОКОЛЬОРОВИХ ПЛЯМОПОДІБНИХ ЗОБРАЖЕНЬ ПРОФІЛЮ ЛАЗЕРНОГО ПРОМЕНЯ

*У проведених дослідженнях запропоновано методика попередньої обробки багатокольорових зображень профілю лазерного променя та виконано імітаційне моделювання системи розпізнавання на основі радіально-базисних нейронних мереж.*

**Ключові слова:** інтелектуальні системи, системи профілювання лазерних променів, розпізнавання образів, нейронні мережі, обробка зображень у реальному часі.

### Вступ

Велике коло задач у світовій промисловості та науці вирішується завдяки використанню лазерних технологій. Зокрема під час виробництва компонентів електронної техніки, в голографії, медицині, особливо в офтальмології, хірургії і онкології, в науці при дослідженні властивостей речовин за допомогою нелінійної оптики, в системах обробки, передачі й зберігання інформації, у військовій справі, будівництві тощо.

Лазерні технології мають високу наукову і технологічну складність, їх використання супроводжується затратами значних обчислювальних ресурсів на дослідження, їх налаштування та функціонування. Незважаючи на це специфічні властивості лазерів, такі як висока монохроматичність, когерентність є надзвичайно цінними, що і дозволяє їх застосування у вирішенні численних прикладних задач. Для виконання поставлених завдань лазер повинен бути надточним, тому що найменший збій у роботі може призвести до непередбачуваних наслідків і навіть втрати життя. Разом з тим, розповсюджуючись в атмосфері чи в певному середовищі, світловий промінь може зазнавати спотворень, які оцінюються спеціалізованими методами на основі відповідних статистичних масивів кількісних даних з подальшою компенсацією за допомогою апаратних засобів [1]. Тому актуальною є задача якісної та кількісної оцінки флуктуацій лазерного променя для подальшої їх компенсації, з метою точного калібрування лазерної системи.

### Постановка задачі

Профіль лазерного променя у двовимірному просторі зазвичай представляють у вигляді плямоподібного зображення із спектральним розподілом кольорів за інтенсивністю випромінювання. Тоді одну із задач профілювання лазера (за плямоподібним зображенням його профіля) можна звести до розпізнавання динамічної послідовності багатокольорових плямоподібних зображень за певними конкретними ознаками.

### Мета дослідження

Метою даного дослідження є розробка інтелектуальної системи ущільнення та розпізнавання плямоподібних зображень профілю лазерного променя для подальшого діагностування технічного стану лазера в реальному часі. На даному етапі дослідження ставиться задача здійснення імітаційного моделювання нейромережевої системи розпізнавання плямоподібних зображень профілю лазерного променя.

### Опис методики розпізнавання плямоподібних зображень

Першим етапом нейромережевого розпізнавання є формалізація задачі та побудова

мінімального вхідного вектора, що містить всю необхідну інформацію про об'єкт розпізнавання. Вхідними даними для цієї задачі є послідовність кадрів динамічної протяжної відеотраси лазерного променя, поданих у вигляді 8-бітних "BMP"-файлів у кольоровій моделі RGB або Greyscale розмірністю 128x128 пікселів, наприклад, як показано на рис. 1.

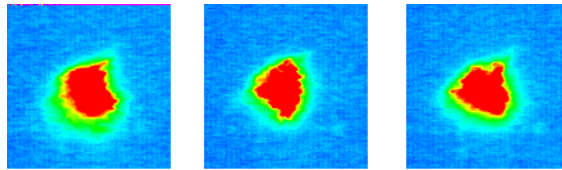


Рис. 1. Приклади вхідних плямоподібних зображень

Перед тим як система буде розпізнавати плямоподібних зображення, необхідно виконати його попередню обробку для того, щоб полегшити, процес розпізнавання. Попередня обробка зображення для подальшого розпізнавання включає в себе такі процедури: виділення інформативної частини зображення ("Smart Crop"), топологічний аналіз отриманої робочої області (сегментація), усереднення кольору по кожній зоні сегментації [2].

Проаналізувавши велику кількість плямоподібних зображень одномодових лазерних трас (14 трас по 2044 зображення), області на зображенні було класифіковано за впливом на розташування енергетичного центра та загальну оцінку „правильності” плями. Зображення розбивається на 5 концентрованих кілець інтенсивності і відповідно на 30 зон (рис. 2). По відношенням до радіуса виділеної інформативної частини зображення, радіуси внутрішніх кілець розподілені таким чином:

$$R_0 < 0.4R; \quad 0.4R \leq R_1 < 0.6R; \quad 0.6R \leq R_2 < 0.7R; \quad 0.4R \leq R_3 < 0.9R; \quad 0.9R \leq R_4 \leq R.$$

Центральна зона є найбільш важливою і має охоплювати частину зображення з максимальною яскравістю. Периферійні точки в реальних зображеннях, які значною мірою зазнали флуктуації (це справедливо й відносно периферійних точок рівневих та розрядних зрізів зображення), що впливає на форму спектральних ліній [3]. Тому інтенсивність кольору в цій крайовій області усереднюватимемо по всьому кільцю.



Рис. 2. Схема сегментації плямоподібного зображення лазерного променя

По кожній зоні усереднюється інтенсивність кольору. У результаті виконання всіх етапів попередньої обробки отримуємо зображення у «компактному» вигляді, прийнятному для подання на входи нейромережевої системи. Для опису плямоподібного зображення в даному випадку необхідно 30 байт, так як його визначає 1-байтна дійсна величина середньої інтенсивності кожної із 30 зон.

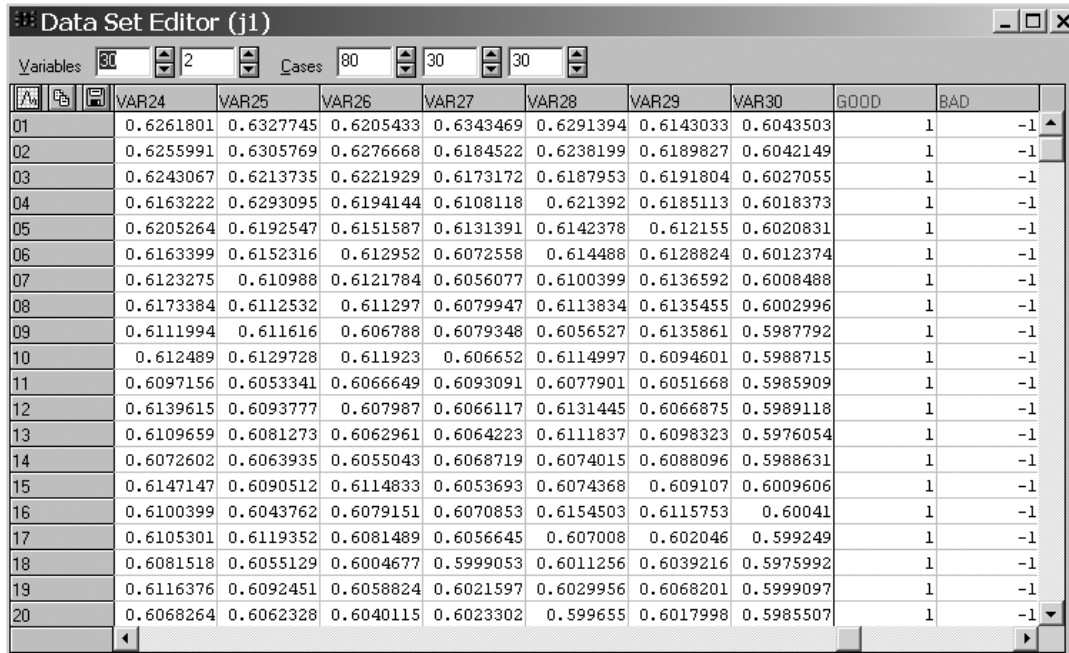
### Імітаційне моделювання нейромережевої системи розпізнавання плямоподібного зображень профілю лазерного променя

Імітаційне моделювання було виконано в пакеті *Statistica Neural Networks 4.0 (SNN)* компанії *StatSoft*, що забезпечує швидкі та ефективні методи нейромережевого моделювання систем та

аналізу інформації [4].

В якості вхідних даних для нейромережевої моделі було обрано усереднені значення інтенсивності кольору за 30 зонами, отримані в результаті попередньої обробки плямоподібних зображень. Вихідними змінними є дробові додатні числа з точністю до 7 знаків після коми, які можуть приймати значення від 0 до 1. Фрагмент даних файла з вхідними даними (net\_10.sta) наведено на рис. 3. У ньому VAR1-VAR30 – вхідні змінні, GOOD та BAD – еталонні виходи нейронної мережі (НМ).

З однієї протяжної лазерної відеотраси (2044 зображення) за результатами виявлення характерних форм плям, в залежності від рівня спотворення, для навчання НМ було відібрано 140 зображень (70 «хороших» і 70 «поганих»). Передусім необхідно визначити критерій оптимальної складності мережі – емпіричний метод оцінки похибки узагальнення.



	VAR24	VAR25	VAR26	VAR27	VAR28	VAR29	VAR30	GOOD	BAD
01	0.6261801	0.6327745	0.6205433	0.6343469	0.6291394	0.6143033	0.6043503	1	-1
02	0.6255991	0.6305769	0.6276668	0.6184522	0.6238199	0.6189827	0.6042149	1	-1
03	0.6243067	0.6213735	0.6221929	0.6173172	0.6187953	0.6191804	0.6027055	1	-1
04	0.6163222	0.6293095	0.6194144	0.6108118	0.621392	0.6185113	0.6018373	1	-1
05	0.6205264	0.6192547	0.6151587	0.6131391	0.6142378	0.612155	0.6020831	1	-1
06	0.6163399	0.6152316	0.612952	0.6072558	0.614488	0.6128824	0.6012374	1	-1
07	0.6123275	0.610988	0.6121784	0.6056077	0.6100399	0.6136592	0.6008488	1	-1
08	0.6173384	0.6112532	0.611297	0.6079947	0.6113834	0.6135455	0.6002996	1	-1
09	0.6111994	0.611616	0.606788	0.6079348	0.6056527	0.6135861	0.5987792	1	-1
10	0.612489	0.6129728	0.611923	0.606652	0.6114997	0.6094601	0.5988715	1	-1
11	0.6097156	0.6053341	0.6066649	0.6093091	0.6077901	0.6051668	0.5985909	1	-1
12	0.6139615	0.6093777	0.607987	0.6066117	0.6131445	0.6066875	0.5989118	1	-1
13	0.6109659	0.6081273	0.6062961	0.6064223	0.6111837	0.6098323	0.5976054	1	-1
14	0.6072602	0.6063935	0.6055043	0.6068719	0.6074015	0.6088096	0.5988631	1	-1
15	0.6147147	0.6090512	0.6114833	0.6053693	0.6074368	0.609107	0.6009606	1	-1
16	0.6100399	0.6043762	0.6079151	0.6070853	0.6154503	0.6115753	0.60041	1	-1
17	0.6105301	0.6119352	0.6081489	0.6056645	0.607008	0.602046	0.599249	1	-1
18	0.6081518	0.6055129	0.6004677	0.5999053	0.6011256	0.6039216	0.5975992	1	-1
19	0.6116376	0.6092451	0.6058824	0.6021597	0.6029956	0.6068201	0.5999097	1	-1
20	0.6068264	0.6062328	0.6040115	0.6023302	0.599655	0.6017998	0.5985507	1	-1

Рис. 3. Фрагмент масиву вхідних даних

Оскільки похибка узагальнення визначена для даних, котрі не належать до навчальної множини, очевидним вирішенням проблеми є поділ даних на 3 множини [5]:

- 1) навчальна вибірка (80 наборів змінних), що забезпечує налаштування ваг у процесі навчання;
- 2) контрольна вибірка (30 наборів змінних), що забезпечує контроль процесу навчання та допомагає запобігти перенавчанню мережі;
- 3) тестова вибірка (30 наборів змінних), що призначена для оцінки властивостей класифікації вже навченої мережі.

Під час досліджень всього було побудовано та відібрано 30 нейронних мереж за критерієм мінімізації помилки в навчальній та контрольній вибірках. У попередніх дослідженнях розглядалися лише багатошарові персептрони (MLP), як базовий і простий для подальшої програмної реалізації тип НМ [8]. Іншою парадигмою НМ, яка є ефективною при розпізнаванні зображень є НМ на радіально-базисних функціях (RBF). У цьому дослідженні було відібрано 10 найкращих RBF НМ. У цих мережах нейрони прихованого шару реалізують функції, що радіально змінюються навколо обраного центра та приймають ненульові значення лише в околі цього центра. Схематичне зображення моделі нейрона RBF-мережі зображень на рис. 4 [6].

Нейрон такої мережі має  $n$ -вимірний вхід та  $n$ -вимірний вектор ваг. Тобто виходом нейрона є значення функції радіального вигляду від аргументу, що дорівнює відстані між

вхідним вектором та вектором ваг. У контексті нейромереж під функцією радіального вигляду будемо розуміти простий Гауссіан. Вихід нейрона визначається формулою  $\varphi(\|\bar{x}\bar{v}\|)$ , де  $\varphi(x) = \exp(-bx^2)$  та  $0 < \varphi(x) \leq 1, \forall x \in R$ . Значення на виході нейрона тим більше, чим ближче вхідний вектор до вектора ваг. Якщо відстань нульова, то вихід нейрона приймає максимальне значення (одиницю) [6].

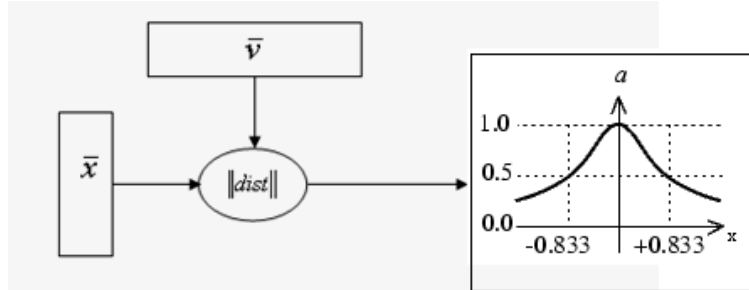


Рис. 4. Модель RBF-нейрона

Серед основних властивостей RBF-мереж варто зазначити такі [7]:

1. Простота структури та інтерпретованість значень вагових коефіцієнтів.
2. Можливість донавчання (створення нових кластерів, модифікація значень ваг асоціативних зв'язків).
3. Двонаправленість (багатонаправленість для випадку числа базисів більше 2).
4. Масштабованість структури мережі дозволяє коректно суміщати різномірну інформацію про об'єкт (процес) дослідження.
5. Заздалегідь має бути відома кількість еталонів та евристика для вибору функції активації прихованого шару.

За результатами навчання найкраща змодельована мережа (№8 у списку на рис. 5) має значення помилки 0,2360677 та 21 нейрон у прихованому шарі. Її структуру показано на рис. 6. Зведені результати розпізнавання зображень даною мережею подано у таблиці 1.

	Type	Error	Inputs	Hidden
01	RBF	0.5119262	30	15
02	RBF	0.5109597	30	32
03	RBF	0.5053227	30	22
04	RBF	0.5042991	30	24
05	RBF	0.4970584	30	21
06	RBF	0.3823719	30	21
07	RBF	0.3080733	30	21
08	RBF	0.2598564	30	21
09	RBF	0.2360677	30	9
10	RBF	0.5030726	30	23

Рис. 5. Перелік найкращих варіантів структурної організації НМ на основі RBF

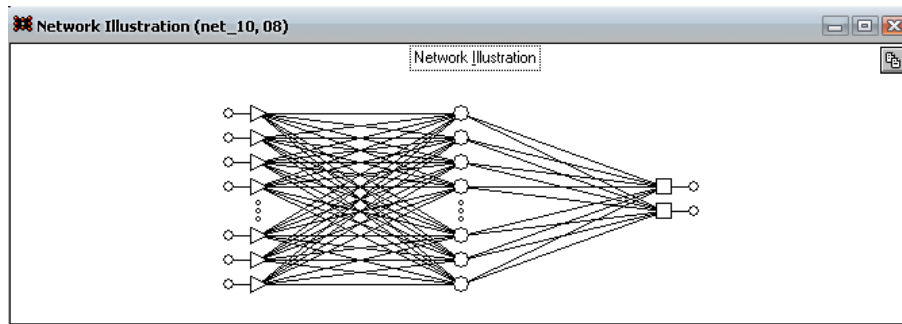


Рис. 6. Структурна організація обраної для моделювання НМ

Таблиця 1

Загальна таблиця результатів розпізнавання, змодельованих RBF НМ

Тип множини	Розпізнано правильно	Розпізнано правильно, %	Розпізнано неправильно
Навчальна	80	100	0
Контрольна	23	92	2
Тестова	24	96	1

Отримані результати моделювання нейромережевої системи розпізнавання на основі MLP показано на рис. 7.

Current network	Type	Error	Inputs	Hidden
01	MLP	0.3937271	30	16
02	MLP	0.3766348	30	25
03 *	MLP	0.2848685	30	8
04	MLP	0.4297492	30	12
05	MLP	0.4292595	30	18
06	MLP	0.4941036	30	20
07	MLP	0.3947747	30	26
08	MLP	0.2905746	30	10
09	MLP	0.3980806	30	16
10	MLP	0.4173006	30	16

Рис. 7. Перелік найкращих варіантів структурної організації НМ на основі MLP

Значення помилки найкращої RBF-мережі складає 0,2360667 та відповідно 0,2848685 – в MLP. При цьому RBF-мережа містить 21 нейрон у прихованому шарі, а MLP – 8 нейронів. Кількісні результати розпізнавання вибірки плямоподібних зображень мережами MLP та RBF наведені в таблиці 2. Змодельованою RBF-мережею відсоток коректно розпізнаних плямоподібних зображень дещо більший, ніж MLP-мережею.

Таблиця 2

Порівняльна таблиця результатів розпізнавання змодельованих НМ

Тип множини	MLP, розпізнано правильно, %	RBF, розпізнано правильно, %
Навчальна	96,7	100
Контрольна	90	92
Тестова	94,7	96

Отже, під час дослідження було виявлено, що на відміну від багатошарових перцептронів, RBF-мережі набагато швидші та показують дещо кращі результати розпізнавання, хоча при цьому складаються з більшої кількості нейронів. У рамках поставленої задачі динамічної обробки плямоподібних зображень профілю лазерного променя швидкість роботи

нейромережевої системи є однією з основних вимог, тому більша кількість нейронів у прихованому шарі, а саме 21, є прийнятною в умовах ресурсів сучасних комп'ютерних систем.

### Висновки

Обґрунтовано актуальність розробки методу розпізнавання плямоподібних зображень в задачах профілювання лазерних променів та запропоновано спосіб розв'язання поставленої задачі. Виконано імітаційне моделювання нейромережевої системи розпізнавання на базі RBF-парадигми нейронних мереж.

У ході розпізнавання вибірки із 140 плямоподібних зображень нейронною мережею, змодельованою в SNN, отримано позитивні результати: в 100% – правильно розпізнаних зображень з навчальної, 92% – з контрольної та 96% – з тестової вибірки, тому програмна реалізація інтелектуальної системи розпізнавання багатокольорових плямових зображень на основі RBF-мережі є доцільною у подальших дослідженнях [8].

### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Carlos B. Roundy Current Technology of Laser Beam Profile Measurements. / C. B. Roundy – Spiricon. Inc., 2000.
2. Аналіз методики нейромережевого розпізнавання кольорових зображень в контексті її універсальності / Яровий А.А., Власюк Р.С. : Збірник наукових праць "Вісник Національного університету "Львівська політехніка" ["Інформаційні системи та мережі"]. – 2009. – №653. – С. 255 – 267.
3. Розробка методів і засобів для високоточного вимірювання та прогнозування координат енергетичних центрів зображень протяжних лазерних трас / В. П. Кожем'яко, Л. І. Тимченко, А. А. Яровий, Д. П. Зарезенко // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2007. – №1 (13). – С. 5 – 12.
4. StatSoft Russia. STATISTICA Neural Networks. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.statsoft.ru>.
5. Любунь З. М. Основи теорії нейромереж / Любунь З. М. – Львів: Видавничий центр ЛНУ. ім. І. Франка, 2006 – 160 с.
6. Вежневцев А., Вежневцев В., Нестандартные нейросетевые архитектуры, [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/62>
7. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации / Оссовский С. – М. – Финансы и статистика, - 2004. – 344 с.
8. Свідectво про реєстрацію авторського права на твір № 29085. Комп'ютерна програма нейромережевого розпізнавання та класифікації плямових зображень для попередньої обробки характеристик профілю лазерного променя („Laser Beam: NN Preprocessing”) / Яровий А. А., Власюк Р. С. Дата реєстрації Державним Департаментом інтелектуальної власності України 04.06.2009.

**Яровий Андрій Анатолійович** – к. т. н., доцент, доцент кафедри комп'ютерних наук.

**Власюк Раїса Сергіївна** – магістрантка факультету комп'ютерного інтелекту інституту інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії.

Вінницький національний технічний університет.